

Navigation pédestre par fusion de données inertielles et magnétiques : de l'estimation de l'attitude vers le calcul de la position 3D

H. Fourati*, N. Manamanni**, L. Afilal**, Y. Handrich***

*Equipe Systèmes et Commandes en Réseaux, Département d'Automatique, GIPSA-LAB, UMR 5216, Grenoble INP, 38402 Saint Martin d'Hères, Grenoble, France, (e-mail : hassen.fourati@gipsa-lab.grenoble-inp.fr)

**CReSTIC, URCA, EA 3804 - Université de Reims Champagne-Ardenne, UFR SEN, Moulin de la Housse, 51687 Reims Cedex 2 France (e-mail : noureddine.manamanni@univ-reims.fr, lissan.afilal@univ-reims.fr)

***Institut Pluridisciplinaire Hubert CURIEN / Département Ecologie, Physiologie et Ethologie, UMR 7178 CNRS - Université de Strasbourg, 67037 Strasbourg, France, (e-mail : yves-jean.handrich@iphc.cnrs.fr)

Résumé : L'objectif de ce travail est d'estimer la position 3D d'un corps mobile dans l'espace. La méthode proposée dans ce papier exploite des données provenant d'une Unité de Mesure Inertielle (UMI) composée d'un accéléromètre, d'un magnétomètre et d'un gyroscope triaxiaux, et attachée au pied d'un sujet humain. Les mesures issues de ces capteurs sont d'abord fusionnées afin d'estimer l'orientation (attitude) du pied en utilisant une approche basée sur un filtre complémentaire. L'attitude estimée sert à reconstruire après l'accélération linéaire liée au mouvement réalisé par le pied, sa vitesse linéaire et enfin sa position 3D à partir d'une procédure d'intégration usuelle. Une technique de détection des phases où la vitesse est nulle est introduite pour corriger la dérive significative qui apparaît habituellement dans l'estimation de position au cours de cette intégration. L'objectif principal est de remédier à l'utilisation des données GPS dans les applications où l'accès à cette information est limité, voire impossible. La performance de l'approche proposée est montrée à travers un essai expérimental dans le cas de la locomotion humaine. Les résultats obtenus sont satisfaisants et restent prometteurs pour des améliorations futures ou bien une extension de cette approche à d'autres domaines.

Mots-clés : Navigation pédestre, estimation de la position 3D, fusion de mesures inertielles et magnétiques, estimation d'attitude et de la vitesse linéaire, filtre complémentaire.

1. INTRODUCTION

L'estimation de la position d'un corps mobile a toujours été un défi dans divers domaines de recherche. Différentes applications exigent des méthodes variées, cependant, l'objectif principal est le même : estimer ou mesurer la position et/ou certaines de ses dérivées. L'information GPS peut être utilisée dans les systèmes de navigation. Cependant, lorsque l'environnement où l'accès à cette information est limité, ces systèmes exigent plutôt l'utilisation de capteurs inertiels et magnétiques pour calculer la position.

Les systèmes de navigation inertielle pédestre pour les humains sont utiles dans les services d'urgence (Ojeda and Borenstein, 2007), la sécurité du personnel (Beauregard, 2006), et la réalité augmentée (Foxlin, 2005). Par exemple, ces systèmes sont développés dans (Ojeda and Borenstein, 2007; Foxlin, 2005; Jadalilha et al., 2008), où des capteurs inertiels/magnétiques sont attachés aux chaussures d'un sujet humain. Les algorithmes de navigation inertielle dans ces systèmes utilisent une technique de mise à jour pour corriger la dérive qui apparaît sur la vitesse linéaire et la position au cours du temps. En navigation pédestre, la technique de mise à jour de la vitesse est largement utilisée. L'erreur de vitesse

peut être réinitialisée à zéro si nous connaissons de manière précise les instants où la vitesse est nulle. Ces instants sont détectés lorsque le pied touche complètement le sol et apparaissent cycliquement au cours de la marche. Ainsi, les erreurs sur l'estimation de la position tendent également à diminuer.

Une autre clé essentielle et importante dans la navigation pédestre est la notion de l'attitude. L'attitude d'un corps mobile représente la direction de ses axes principaux (x, y, z) par rapport à un système de coordonnées de référence et exprime le changement de son orientation. Les capteurs inertiels et magnétiques, comme les accéléromètres, les magnétomètres et les gyroscopes sont devenus disponibles sur le marché avec un faible coût, une petite taille, un poids léger et une faible consommation énergétique. Ainsi, l'estimation de l'attitude est devenue possible de manière continue avec des systèmes de mesure de petites tailles et ambulatoires. Chacun de ces capteurs possède des avantages et des inconvénients différents. De nouvelles approches de traitement du signal pour la fusion de données issues de ces capteurs et l'estimation de l'attitude ont été proposées. Ces approches sont basées principalement sur les filtres de

Kalman (Sabatini, 2006) ou les filtres complémentaires (Fourati et al., 2011).

Connaître l'attitude à chaque instant est souvent nécessaire pour remonter à la position 3D dans une deuxième étape. Dans (Ojeda and Borenstein, 2007; Foxlin, 2005; Jadaliha et al., 2008), la vitesse linéaire est obtenue en intégrant l'accélération propre du corps mobile. Cette accélération décrit le taux de variation et la direction de la vitesse linéaire au cours du temps. Pour calculer cette accélération, l'idée principale dans (Ojeda and Borenstein, 2007; Foxlin, 2005; Jadaliha et al., 2008) consiste à combiner les mesures de la force spécifique (somme de l'accélération propre et de la gravité) fournies par l'accéléromètre et les estimés de l'attitude entre les systèmes de coordonnées considérés. Dans (Jadaliha et al., 2008), les auteurs utilisent un processus d'intégration des mesures de la vitesse angulaire issues d'un gyromètre pour obtenir une estimation de la position angulaire (attitude) du corps en mouvement. L'inconvénient des gyromètres est que l'estimation de l'attitude est sujette à des dérives d'intégration (Bortz, 1971). Dans (Beauregard, 2006), l'auteur attache à la chaussure d'un sujet humain une Unité de Mesure Inertielle (UMI) appelée MTi, conçue par la compagnie *Xsens Technologies* (Xsens Technologies, 2011). Cette unité est composée d'un accéléromètre, d'un magnétomètre et d'un gyromètre triaxiaux. Un algorithme interne à cette unité, basé sur un filtre de Kalman étendu, est implémenté par la compagnie et permet d'obtenir une estimation en temps réel de l'attitude. L'attitude estimée est utilisée ensuite pour calculer les accélérations propres. Des travaux récents ont montré les inconvénients du filtre de Kalman de la MTi lors de l'estimation de l'attitude en temps réel (Fourati et al., 2011; Brodie, 2008). Nous démontrons avec des expériences que la méthode d'estimation de l'attitude proposée dans (Fourati et al., 2011) améliore le filtre de Kalman implémenté dans la MTi ou encore les résultats obtenus à partir de l'intégration de la vitesse angulaire (Jadaliha, 2008).

Dans ce papier, nous proposons une approche de navigation pédestre inertielle/magnétique pour le calcul de la position 3D en se basant sur une estimation de l'attitude du corps mobile et une mise à jour de la vitesse linéaire. La méthode d'estimation de l'attitude est basée sur une approche de fusion par filtre complémentaire.

Ce papier est organisé comme suit: la section 2 présente quelques définitions et notations utiles à la compréhension de l'approche développée, essentiellement les systèmes de coordonnées, la représentation par les quaternions et les capteurs inertiels/magnétiques. La section 3 décrit les différentes étapes de développement de l'approche proposée, en particulier le filtre complémentaire et la technique de mise à jour de la vitesse linéaire. Dans la section 4, nous présentons un essai expérimental validant le travail et les résultats obtenus. Enfin, la section 5 résume les principales conclusions du papier et les travaux futurs.

2. DEFINITIONS ET NOTATIONS

Dans cette section nous présentons les outils nécessaires pour le développement de l'approche proposée.

2.1 Systèmes de coordonnées utilisés

En navigation, les mesures sont effectuées dans un système de coordonnées mobiles $B(X_B, Y_B, Z_B)$ lié au corps et cela par rapport au système de coordonnées fixes lié à la terre $N(X_N, Y_N, Z_N)$ et qui est tangent à sa surface (Grewal, 2001).

2.2 Modèle mathématique de représentation de l'attitude

Nous considérons dans ce travail le quaternion comme la représentation mathématique de l'attitude d'un corps mobile exprimée entre les systèmes de coordonnées déjà mentionnés (N) et (B). Le quaternion unitaire, noté q , est un nombre hyper complexe de dimension 4 (Kuipers, 1999) et s'écrit comme suit :

$$q = q_0 + q_{vect} = q_0 1 + q_1 i + q_2 j + q_3 k \quad (1)$$

avec $q_{vect} = q_1 i + q_2 j + q_3 k$ représente le vecteur imaginaire, q_0 est l'élément scalaire.

La matrice de rotation en termes de quaternion s'écrit :

$$M_N^B(q) = \begin{bmatrix} 2(q_0^2 + q_1^2) - 1 & 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_0^2 + q_2^2) - 1 & 2(q_0 q_1 + q_2 q_3) \\ 2(q_0 q_2 + q_1 q_3) & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) & 2(q_0^2 + q_3^2) - 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.3 Modèles de mesure des capteurs inertiels et magnétiques

La configuration des capteurs considérés consiste en une triade composée d'un accéléromètre, d'un magnétomètre et d'un gyromètre triaxiaux (Beeby et al., 2004) :

2.3.1 Accéléromètre triaxial :

Il mesure l'accélération de l'objet qui le supporte. La sortie d'un accéléromètre triaxial exprimée dans (B) est donnée par (Beeby et al., 2004) :

$$f = M_N^B(q)(a - G) + \delta_f \quad (3)$$

avec $G = [0 \ 0 \ g]^T$ et $a = [a_x \ a_y \ a_z]^T$ représentent, respectivement, le vecteur gravité et l'accélération propre, exprimés dans (N). $\delta_f \in \mathbb{R}^3$ est un bruit blanc et $M_N^B(q)$ est la matrice de rotation définie dans (2).

2.3.2 Magnétomètre triaxial :

Ce capteur mesure la direction et l'intensité du champ magnétique terrestre. La sortie d'un magnétomètre triaxial exprimée dans (B) est donnée par (Beeby et al., 2004) :

$$h = M_N^B(q)m + \delta_h \quad (4)$$

avec m est le champ magnétique exprimé dans (N).

2.3.3 Gyromètre triaxial :

C'est un capteur inertiel qui mesure la vitesse angulaire de son système de coordonnées propres par rapport à un

système de coordonnées fixes. La sortie d'un gyromètre triaxial exprimée dans (B) est donnée par le vecteur de mesure suivant (Beeby et al., 2004) :

$$\omega_G = \omega + b + \delta_G \quad (5)$$

avec $\omega \in \mathbb{R}^3$ est la vitesse angulaire, $b \in \mathbb{R}^3$ est une fonction variant lentement au cours du temps (Beeby et al., 2004) appelée biais et δ_G est un bruit blanc.

3. APPROCHE DEVELOPPEE POUR L'ESTIMATION DE LA POSITION 3D EN LOCOMOTION PEDESTRE

Dans ce papier, nous nous concentrons sur le problème de l'estimation de la position 3D d'un mobile ayant une locomotion pédestre (le cas de la marche piétonne).

3.1 Approche d'estimation de la position 3D et problème de dérive

L'approche proposée dans ce travail est basée sur la technique de navigation à l'estime (Steinhoff and Schiele, 2010). Elle consiste à déduire la position d'un mobile à partir de sa dernière position connue. Par conséquent, nous avons utilisé la relation physique existant entre l'accélération propre estimée \hat{a} du mobile et sa position estimée \hat{p} . En mécanique classique, \hat{a} décrit le taux de variation de la vitesse linéaire et sa direction au cours du temps. Cette relation peut être écrite en utilisant les deux équations suivantes :

$$\hat{v}(t) = \int_{T_1}^{T_2} \hat{a}(t).dt \quad (6) \quad \hat{p}(t) = \int_{T_1}^{T_2} \hat{v}(t).dt \quad (7)$$

avec \hat{v} représente la vitesse linéaire estimée du mobile et $[T_1, T_2]$ représente la période d'échantillonnage.

L'accélération propre estimée \hat{a} du mobile peut être déduite à partir de (3) :

$$\hat{a} = inv(M_N^B(\hat{q}))f - G \quad (8)$$

avec $M_N^B(\hat{q})$ est la matrice de rotation définie en (2). Elle est exprimée en termes du quaternion estimé par le filtre complémentaire que nous présenterons brièvement dans la partie suivante (partie 3.2). L'estimation de l'attitude \hat{q} est une étape intermédiaire permettant de remonter finalement à l'accélération propre \hat{a} . En se basant uniquement sur (6) et (7), une dérive rapide et significative apparaît sur les estimations de la position. Cette dérive est prévisible, elle est principalement due aux bruits de mesure dans le signal de l'accéléromètre f ainsi que leur intégration numérique dans (6) et (7) (Ojeda and Borenstein, 2007; Jadaliha, 2008).

3.2 Estimation de l'attitude par filtre complémentaire

Dans cette partie, nous présentons brièvement notre algorithme développé pour estimer le quaternion \hat{q} en se basant sur des mesures provenant d'une triade de capteurs formée par un accéléromètre, un magnétomètre et un

gyromètre triaxiaux. En considérant le modèle cinématique d'un corps rigide, nous avons proposé un filtre complémentaire permettant de fusionner les trois types de mesures de manière complémentaire en tenant compte des avantages de chaque capteur (Brown and Hwang, 1997).

3.2.1 Modèle d'état considéré :

Nous considérons le système d'état (S_1) composé de l'équation cinématique qui traduit la variation temporelle de l'attitude d'un corps mobile, exprimée en terme de quaternion q , en fonction de sa vitesse angulaire mesurée par le gyroscope (Shuster, 1993) et du modèle de mesure linéaire y . La sortie $y \in \mathbb{R}^6$ est construite à partir des mesures issues de l'accéléromètre et du magnétomètre.

$$(S_1) : \begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -q_1\omega_{Gx} - q_2\omega_{Gy} - q_3\omega_{Gz} \\ q_0\omega_{Gx} - q_3\omega_{Gy} + q_2\omega_{Gz} \\ q_3\omega_{Gx} + q_0\omega_{Gy} - q_1\omega_{Gz} \\ q_1\omega_{Gy} - q_2\omega_{Gx} + q_0\omega_{Gz} \end{bmatrix} \\ y = [f_x \quad f_y \quad f_z \quad h_x \quad h_y \quad h_z]^T \end{cases} \quad (9)$$

3.2.2 Filtre complémentaire développé :

L'objectif de cette approche est d'assurer un compromis entre la nature des signaux issus des trois capteurs qui sont complémentaires en termes d'estimation de l'attitude (Shuster, 1993). Pour compenser les dérives qui apparaissent sur le quaternion estimé à partir des mesures gyrométriques, un terme de correction T est introduit dans cette équation en faisant appel à un produit de quaternion \otimes . Ainsi, nous proposons le filtre complémentaire suivant :

$$(F) : \hat{q} = \begin{bmatrix} \hat{q}_0 \\ \hat{q}_1 \\ \hat{q}_2 \\ \hat{q}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -\hat{q}_1\omega_x - \hat{q}_2\omega_y - \hat{q}_3\omega_z \\ \hat{q}_0\omega_x - \hat{q}_3\omega_y + \hat{q}_2\omega_z \\ \hat{q}_3\omega_x + \hat{q}_0\omega_y - \hat{q}_1\omega_z \\ \hat{q}_1\omega_y - \hat{q}_2\omega_x + \hat{q}_0\omega_z \end{bmatrix} \otimes T \quad (10)$$

avec \hat{q} représente le quaternion estimé. Le terme de correction T est calculé à partir d'une fusion de données issues de l'accéléromètre et du magnétomètre. Nous présentons maintenant la méthode permettant de calculer le terme de correction T . Nous considérons l'erreur de modélisation $\delta(\hat{q}) = (y - \hat{y})$. La sortie estimée est donnée par \hat{y} :

$$\hat{y} = [\hat{f}_x \quad \hat{f}_y \quad \hat{f}_z \quad \hat{h}_x \quad \hat{h}_y \quad \hat{h}_z]^T \quad (11)$$

Les estimations de l'accélération \hat{f}_x , \hat{f}_y et \hat{f}_z peuvent être obtenues en considérant que l'accélération propre a en moyenne est négligeable devant la gravité ($\|a\|_2 \leq \|G\|_2$) (Fourati et al., 2010). Ainsi, nous obtenons :

$$\hat{f} = \begin{bmatrix} 0 & \hat{f}_x & \hat{f}_y & \hat{f}_z \end{bmatrix}^T = \hat{q}^{-1} \otimes G_q \otimes \hat{q} \quad (12)$$

avec $G_q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 9.8 \end{bmatrix}^T$: quaternion relative au vecteur de la gravité $G = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 9.81 \end{bmatrix}^T$.

Les estimations du champ magnétique terrestre \hat{h}_x , \hat{h}_y , et \hat{h}_z peuvent être calculées comme suit :

$$\hat{h} = \begin{bmatrix} 0 & \hat{h}_x & \hat{h}_y & \hat{h}_z \end{bmatrix}^T = \hat{q}^{-1} \otimes m_q \otimes \hat{q} \quad (13)$$

avec $m_q = \begin{bmatrix} 0 & m_x & 0 & m_z \end{bmatrix}^T$: quaternion relatif au champ magnétique terrestre $m = \begin{bmatrix} m_x & 0 & m_z \end{bmatrix}^T$.

La minimisation de l'erreur de modélisation $\delta(\hat{q})$ est établie à partir d'une méthode de régression qui minimise le critère d'erreur $\zeta(\hat{q})$ lié à $\delta(\hat{q})$:

$$\zeta(\hat{q}) = \delta(\hat{q})^T \delta(\hat{q}) \quad (14)$$

Nous avons utilisé un algorithme de Levenberg Marquardt afin de minimiser la fonction non linéaire $\zeta(\hat{q})$. La solution unique à ce problème s'écrit selon la forme suivante :

$$\eta(\hat{q}) = K\delta(\hat{q}) \quad (15)$$

avec $K = k \left[X^T X + \lambda I_{3 \times 3} \right]^{-1} X^T$ est le gain du filtre. $X \in \Re^{6 \times 3}$ est la matrice Jacobienne définie par :

$$X = -2 \begin{bmatrix} f^x \\ h^x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f^x \\ h^x \end{bmatrix}^T = -2 \begin{bmatrix} 0 & -f_z & f_y & 0 & -h_z & h_y \\ f_z & 0 & -f_x & h_z & 0 & -h_x \\ -f_y & f_x & 0 & -h_y & h_x & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

La constante λ est choisie de telle façon qu'elle assure la non-singularité du problème de minimisation. La constante k combine les mesures issues de l'accéléromètre et du magnétomètre (caractérisées par des basses fréquences) et les mesures du gyromètre (caractérisées par des hautes fréquences). $\eta(\hat{q})$ représente une partie du terme de correction T . Pour effectuer le produit de quaternion dans (10), le terme T doit être de dimension 4 et s'écrit ainsi :

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0^{1 \times 6} \\ 0^{3 \times 1} & K \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \delta(\hat{q}) \end{bmatrix} \quad (17)$$

La partie scalaire du quaternion d'erreur est fixée à 1 pour qu'il représente de petits angles de rotation. Finalement, le filtre complémentaire peut être écrit comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{q}}_0 \\ \dot{\hat{q}}_1 \\ \dot{\hat{q}}_2 \\ \dot{\hat{q}}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -(\hat{q}_1 \omega_x + \hat{q}_2 \omega_y + \hat{q}_3 \omega_z) \\ (\hat{q}_0 \omega_x - \hat{q}_3 \omega_y + \hat{q}_2 \omega_z) \\ (\hat{q}_3 \omega_x + \hat{q}_0 \omega_y - \hat{q}_1 \omega_z) \\ (\hat{q}_1 \omega_y - \hat{q}_2 \omega_x + \hat{q}_0 \omega_z) \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & & & & & \\ 0 & & K & & & \\ 0 & & & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \delta(\hat{q}) \end{bmatrix} \quad (18)$$

3.3 Mise en œuvre de technique de navigation pédestre pour l'estimation de la position 3D

Pour surmonter le problème de la dérive qui apparaît lors l'estimation de la position, on introduit dans l'algorithme, une étape de correction habituellement proposée pour la navigation pédestre (Ojeda and Borenstein, 2007) dans le cas de la marche (voir Fig. 2). L'idée consiste à attacher une UMI au pied d'un sujet humain. La mesure de l'accélération f permet de détecter les instants où la norme de l'accélération $\|f\|_2$ est égale ou se confond avec la gravité. A ces instants, théoriquement, l'accélération propre estimée \hat{a} et celle de la vitesse linéaire \hat{v} s'annulent puisque le pied touche le sol. Mais en réalité, ces mesures sont légèrement différentes de zéro à ces instants. Par conséquent, une étape de correction est nécessaire pour réinitialiser la vitesse linéaire à zéro dès que le pied touche le sol.

Tout d'abord, le carré de la norme de l'accélération mesurée $\|f\|_2^2$ est obtenu en utilisant la formule suivante :

$$\chi = \|f\|_2^2 = f_x^2 + f_y^2 + f_z^2 \quad (19)$$

On calcule ensuite la moyenne mo de χ sur un intervalle d'échantillons donné e :

$$mo = \chi / e \quad (20)$$

La variance de cette norme au carré est alors calculée sur une fenêtre glissante en utilisant l'équation suivante (Rajagopal, 2008) :

$$V_e(j) = \frac{1}{e-1} \sum_{i=j-e+1}^{i=j} (\chi_i - mo_j)^2 \quad (21)$$

où χ_i représente la norme carrée de l'accélération totale mesurée f et mo_j est la moyenne de χ_i sur l'intervalle d'échantillons choisi e . La variance de la norme au carré est utilisée pour détecter les instants significatifs lors de la marche du sujet tels que celui où le pied touche le sol (accélération propre \hat{a} théoriquement égale à zéro). Notons que l'intervalle d'échantillons e doit être judicieusement choisi afin que le critère de la variance soit suffisamment sensible aux changements lents et rapides du signal de l'accéléromètre.

Pour détecter les instants où l'accélération propre estimée \hat{a} s'annule, on impose que la valeur de la variance V_e soit inférieure à une limite L :

$$V_e < L \quad (22)$$

A chaque fois où la condition (22) est vérifiée, il est nécessaire de réinitialiser les composantes du vecteur vitesse \hat{v} à zéro avant d'utiliser les équations (6) et (7). Sinon, la procédure d'intégration utilisant ces deux équations se fait normalement sans réinitialiser la vitesse.

Le schéma général de cette technique de navigation inertielle pédestre est illustré dans la Fig. 1.

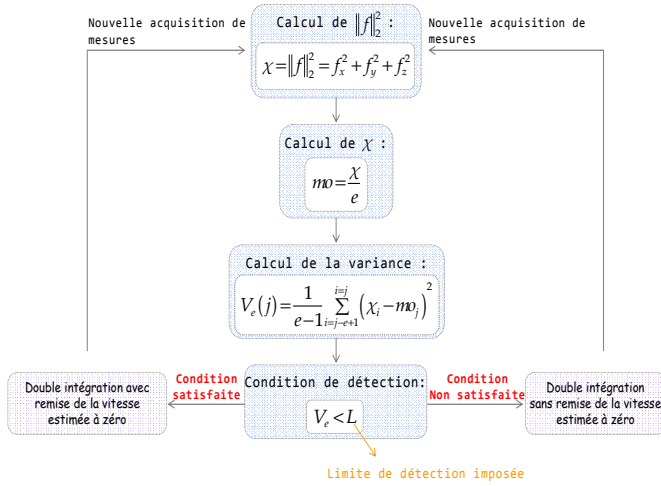


Fig. 1. Schéma de la navigation inertielle pédestre

4. RESULTATS EXPERIMENTAUX LORS DE LA LOCOMOTION PEDESTRE

Afin d'examiner la précision du calcul de la position par l'approche proposée précédemment, nous avons choisi d'effectuer comme première application de ce travail des essais expérimentaux au cours des déplacements d'un sujet humain. L'Unité de Mesure Inertielle MTi (Xsens Technologies, 2011) a été utilisée afin de recueillir les mesures inertielles et magnétiques qui seront nécessaires aussi à l'estimation de l'attitude via le filtre complémentaire. Cette centrale a été attachée à l'extrémité du pied d'un sujet comme l'illustre la Fig. 2 (a) afin d'enregistrer les différentes mesures pendant un épisode de marche de quelques minutes.

L'intérêt d'attacher la MTi à ce segment humain réside dans la possibilité d'obtenir une norme de l'accélération propre \hat{a} presque nulle (la norme de l'accélération totale est proche de la gravité) à chaque fois où le pied est en contact avec le sol. Afin d'avoir une référence indépendante et précise sur le parcours 3D effectué, nous avons choisi de réaliser un chemin connu le long des couloirs de notre laboratoire CReSTIC à Reims. Ce parcours prend la forme d'un rectangle (de dimensions ≈ 80 mètres) situé dans un plan parfaitement horizontal comme le montre la Fig. 2 (b).

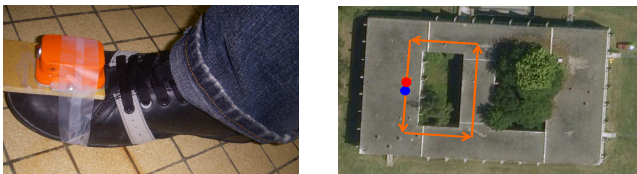


Fig. 2. (a) Unité de Mesure inertielle MTi attachée au pied d'un sujet durant son déplacement (b) trajectoire 3D de la marche.

Afin d'estimer l'attitude du pied tout au long de la trajectoire 3D de la marche, nous avons utilisé le filtre complémentaire proposée dans la section précédente. L'attitude estimée \hat{q} est alors exploitée pour calculer l'accélération propre \hat{a} à partir de (8). Ensuite nous calculons les valeurs de la norme carré de l'accélération totale mesurée χ_i en utilisant (19). Les moyennes m_{0j} de

cette accélération sont alors calculée suivant (20) tout en choisissant un intervalle d'échantillons $e = 8$. Finalement, les valeurs de la variance V_e sont obtenues grâce à l'équation (21). La Fig. 4 regroupe l'ensemble des valeurs de la norme carré de l'accélération totale mesurée χ_i , des moyennes m_{0j} , de la variance $V_e(j)$ ainsi que les instants où le pied touche le sol. Par ailleurs, en utilisant (6) et (7) on peut extraire la position estimée du sujet le long de sa trajectoire. A chaque pas d'intégration, la condition (22) est vérifiée et dès qu'elle est remplie, le vecteur de vitesse \hat{v} est initialisé à zéro. La limite L est expérimentalement fixée (dépend de la nature de la marche du sujet) afin de détecter et de différencier de manière adéquate les phases de marche et d'arrêt (le pied qui touche le sol).

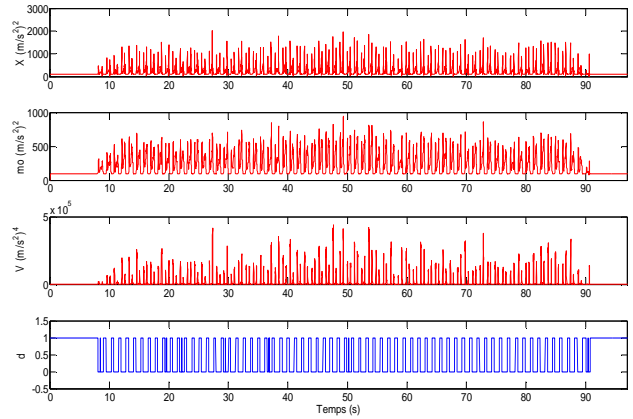


Fig. 3. Norme au carré de la mesure d'accélération χ_i , les moyennes m_{0j} , la variance $V_e(j)$ et les instants de détection de pas (détecteur d)

La Fig. 3 illustre la validité de l'approche proposée pour localiser la phase où le pied touche le sol. En effet, le détecteur représenté sur cette figure est mis à 1 quand le pied touche le sol et devient 0 durant la marche. L'estimation de la vitesse linéaire avec et sans l'étape de correction est représentée dans la Fig. 4. L'amélioration apportée par cette étape est évidente sur les trois axes (ligne continue vs ligne pointillée). Si cette réinitialisation n'est pas effectuée, les différences observées sont dues en grande partie à l'intégration du bruit dans les mesures de l'accéléromètre. Nous avons calculé dans un premier temps la position 3D de la personne utilisant une procédure d'intégration classique à partir de (6) et (7) sans étape de correction. Notons que nous avons choisi de commencer l'estimation de la position du point initial $(0,0,0)$.

La Fig. 5 illustre l'amélioration apportée lors de l'estimation de la position 3D après l'ajout de l'étape de correction de la vitesse par la condition (22). Cette procédure seule permet d'obtenir une forme de parcours se rapprochant sensiblement du parcours réel dans les couloirs du CReSTIC, avec une erreur absolue variant entre 5 et 10 mètres sur les axes X et Y et ≈ 30 cm sur l'axe Z.

Nous pouvons conclure que l'une des contributions du papier est liée à l'algorithme d'estimation d'attitude (filtre complémentaire) qui améliore l'estimation de position.

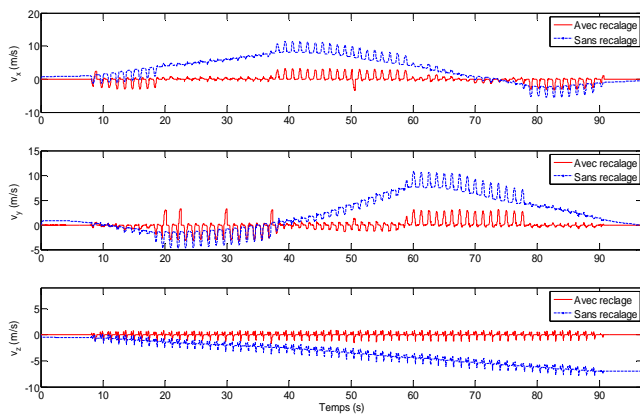


Fig. 4. Estimation de la vitesse linéaire \hat{v} avec et sans étape de correction

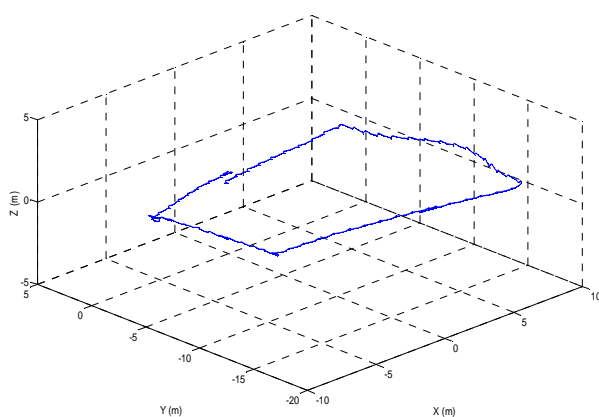


Fig. 5. Estimation de la position 3D au cours du déplacement en forme de rectangle au sein du CReSTIC (avec étape de correction de la vitesse)

5. CONCLUSIONS

Dans ce papier, une approche de navigation pédestre pour l'estimation de la position 3D à base d'un ensemble de capteurs inertiels/magnétiques a été proposée. L'algorithme est basé sur deux étapes essentielles: une première basée sur une approche par filtre complémentaire pour l'estimation de l'attitude du pied et une deuxième utilisant une technique de mise à jour de la vitesse linéaire pour réduire essentiellement les dérives de positions. Une des principales contributions du papier est liée à l'algorithme d'estimation de l'attitude. A partir des résultats obtenus, il apparaît que le filtre complémentaire améliore l'estimation de la position 3D. Ces résultats dans le cas de la marche humaine sont satisfaisants et restent prometteuses pour l'application de cette approche dans d'autres domaines d'actualité tels que le handicap ou la surveillance des personnes âgées.

REFERENCES

Beauregard, S. (2006). A Helmet-Mounted Pedestrian Dead Reckoning System. *3rd International Forum on Applied Wearable Computing*, Bremen, Germany.

Beeby, S., Ensell, G., Kraft, M., and White, N. (2004). *MEMS Mechanical Sensors*, Artech House Publishers.

Bortz, J. E. (1971). A new mathematical formulation for strap-down inertial navigation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 7, no. 1, pp. 61-66.

Brodie, M. A., Walmsley, A., and Page, W. (2008). Dynamic accuracy of inertial measurement units during simple pendulum motion. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 235-242.

Brown, R. G., and Hwang, P. Y. C. (1997). *Introduction to Random Signal and Applied Kalman Filtering*. 3rd Ed. New York: John Wiley.

Elkaim, G. H., Decker, E. B., Oliver, G., and Wright, B. (2006). Marine Mammal Marker (MAMMARK) dead reckoning sensor for In-Situ environmental monitoring. *IEEE Position, Location and Navigation Symposium*, Monterey, pp. 976-987.

Fourati, H., Manamanni, N., Benjema, A., Afilal, L., and Handrich, Y. (2010). A quaternion-based Complementary Sliding Mode Observer for attitude estimation: application in free-ranging animal motions," in the *Proc. 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, Atlanta, USA, pp. 5056-5061.

Fourati, H., Manamanni, N., Afilal, L., and Handrich, Y. (2011). Nonlinear Filtering Approach for the Attitude and Dynamic Body Acceleration Estimation Based on Inertial and Magnetic Sensors: Bio-logging Application. *IEEE Sensors Journal*, vol. 11, no. 1.

Foxlin, E. (2005). Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors. *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, no. 6, pp. 38-46.

Grewal, M. S., Weill, L. R., and Andrews, A. P. (2001). *Global positioning systems, inertial navigation, and integration*, John Wiley & Sons, Inc.

Jadaliha, M., Shahri, A. M., and Mobed, M. (2008). A new Pedestrian Navigation System based on a low-Cost IMU. *5th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*, Seoul, South Korea.

Kuipers, J. B. (1999). *Quaternion and Rotation Sequences*, Princeton, NJ: Princeton University Press.

Ojeda, L., and Borenstein, J. (2007). Non-GPS Navigation for Security Personnel and Emergency Responders. *Journal of Navigation*, vol. 60, no. 3, pp. 391-407.

Rajagopal, S. (2008). Personal Dead Reckoning System with Shoe Mounted Inertial Sensors. *Master's Degree Project*, KTH, Stockholm, Sweden.

Sabatini, A. M. (2006). Quaternion-based Extended Kalman Filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 7, pp. 1346-1356.

Shuster, M. D. (1993). A survey of attitude representations. *Journal of the Astronautical Science*, vol. 41, no. 4, pp. 493-517.

Steinboff, U., and Schiele, B. (2010). Dead reckoning from the pocket - An experimental study. *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, Mannheim, Germany, pp. 162-170.

Xsens Motion Technologies, (2011). Available: <http://www.xsens.com>.